

## 행동 패턴 모델을 이용한 게임 봇 검출 방법

### Behavior Pattern Modeling based Game Bot detection

박상현\* · 정혜욱\*\* · 윤태복\*\*\* · 이지형\*\*\*\*

Sang-hyun Park, Hye-Wuk Jung, Taebok Yoon and Jee-Hyong Lee

성균관대학교 전자전기 컴퓨터 공학

#### 요 약

2004년 이후 정보기술의 성장과 더불어 게임 서비스에 대한 피해 사례가 해마다 빠르게 증가하고 있는 실정이다. 특히 게임 봇(자동사냥 프로그램)에 대한 피해규모가 가장 크게 조사되고 있으며 이를 방지하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다. 게임 봇은 사용자가 입력하는 키보드나 마우스의 움직임을 대신해 자동으로 게임을 수행하는 프로그램으로 어떠한 사용자의 조작 없이도 게임 속에서의 이득 활동을 무한정 행할 수 있다. 이와 같은 행동은 일반적인 사용자에게 상대적인 불쾌감을 줄 뿐만 아니라 게임의 수명을 단축시키는 등 게임 회사 및 사용자에게 큰 피해를 발생시키고 있어 이를 방지하기 위한 방법이 주목되고 있다. 기존의 게임 봇 검출 연구들은 단순히 사용자 개인 PC에 설치되어 동작중인 프로그램을 감시하기 때문에 게임 봇 사용자의 조작에 의해 쉽게 피해갈 수 있는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 게임 서버 측면에서 사람과 게임 봇의 행동을 비교하여 게임 봇 사용자들이 조작이나 회피가 힘든 게임 봇 검출 방법을 제안한다. 제안 방법으로는 게임 봇과 사람의 행동 패턴 차이 모델을 정의하고 나이트 베이지안 분류기를 사용하여 게임 봇을 검출한다.

**키워드 :** 게임 봇 탐지, 행동 패턴 모델, 인공지능, 온라인 게임

#### Abstract

Korean Game industry, especially MMORPG(Massively Multiplayer Online Game) has been rapidly expanding in these days. But As game industry is growing, lots of online game security incidents have also been increasing and getting prevailing. One of the most critical security incidents is 'Game Bots', which are programs to play MMORPG instead of human players. If player let the game bots play for them, they can get a lot of benefic game elements (experience points, items, etc.) without any effort, and it is considered unfair to other players. Plenty of game companies try to prevent bots, but it does not work well. In this paper, we propose a behavior pattern model for detecting bots. We analyzed behaviors of human players as well as bots and identified six game features to build the model to differentiate game bots from human players. Based on these features, we made a Naive Bayesian classifier to reasoning the game bot or not. To evaluated our method, we used 10 game bot data and 6 human Player data. As a result, we classify Game bot and human player with 88% accuracy.

**Key Words :** Game bot detection, Behavior pattern model, Artificial intelligence, MMORPG, Online Game

## 1. 서 론

고속 인터넷이 보급된 이후 국내 온라인 게임 산업은 매년 평균 30%이상의 성장률을 보이며 빠르게 발전해 왔다. 하지만 성장 배경과 더불어 해킹 및 불법 프로그램 사용 등 온라인 게임 서비스 도중에 발생하는 피해 사례도 늘고 있다. 특히 2009년 기준, 전년도에 비해 해킹 톨 접수사례가 약 6.2배 증가하는 등 그 피해의 심각성이 날로 중요해지고 있다. 안철수 연구소에서 조사한 기록에 따르면 게임 오토

혹은 게임 봇 이라 불리는 자동사냥 프로그램에 의한 피해가 가장 큰 규모로 집계되고 있다[1]. 게임 봇은 사용자가 입력하는 움직임을 대신해 자동으로 게임을 행할 수 있도록 설계된 자동화 프로그램으로 사용자의 조작 없이도 게임 속에서의 이득 활동을 무한정 수행할 수 있게 도와준다. 이와 같은 무분별한 이득활동은 일반 게임 사용자에게 불쾌감을 줄 뿐만 아니라 게임 속 시장 구조에 큰 영향을 끼쳐 게임 시장을 붕괴시키고 결국엔 게임의 수명을 단축시키는 등 게임 회사 및 사용자에게 큰 피해를 발생시키고 있다.

기존 게임 봇 검출 연구들의 대부분이 사용자 개인 PC에 설치되어 동작중인 프로그램을 감시하는 방법을 취하기 때문에 게임 봇 사용자의 조작에 의해 쉽게 변조 가능하다는 단점을 가지고 있다. 즉 쉽게 무력화가 가능하여 더 이상 게임 봇 방지 대책으로 적합하지 않다[2]. 따라서 본 논문에서는 게임 서버측면에서 사람과 게임 봇의 행동을 비교하여 봇 사용자들이 조작이나 회피가 힘든 게임 봇 검출 방법을 제안한다. 제안 방법으로는 게임 서버에서 수집 가능한 행동 패턴

접수일자 : 2010년 4월 3일

완료일자 : 2010년 5월 18일

본 논문은 본 학회 2010년도 춘계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

감사의 글 : 이 논문은 성균관대학교의 2009학년도 성균관학술연구비에 의하여 연구되었습니다.

정보를 이용하여 게임 봇과 사람의 차이 모델을 정의하고 나이브 베이지안 분류기(Naive Bayesian Classifier)를 사용하여 게임 봇을 최종적으로 검출한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문과 관련된 연구에 대해 소개하고 3장에서는 게임 봇과 사람을 비교하기 위해 6가지 행동 패턴 모델을 제안한다. 제안하는 게임 봇과 사람의 6가지 행동 패턴 모델 차이를 검증하기 위한 실험과 결과에 대해 4장에서 기술하고 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

## 2. 관련 연구

봇 방지를 위해 다양한 방법이 연구되고 있으며 이는 크게 클라이언트영역에서의 감지를 통한 봇 방지 방법, 서버영역에서의 감지를 통한 봇 방지 방법, 하드웨어를 통한 봇 방지 방법 이렇게 3가지로 분류할 수 있다. 클라이언트영역에서의 감지를 통한 봇 방지 방법은 일반적으로 플레이어 개인 PC에 설치되어 현재 동작중인 프로세스들을 분석하는 방법으로 봇을 감지한다. 국내에서는 소프트웨어 보안업체인 Inca Internet[3]과 안철수 연구소[1]를 중심으로 활발히 연구되고 있으며 현재 봇 방지를 위해 가장 활발히 사용되고 있는 방법이다.

국외에서는 Themida[4]와 SecurePlay[5] 등이 많은 게임에 적용되어 실제로 봇 방지를 위해 사용되고 있다. 하지만 이와 같은 방법은 감지프로그램에서 동작 상태 조건을 필요로 하는데, 봇 사용자들은 이러한 감지를 회피하기 위하여 감지 패턴을 역이용하는 경우도 있다[6]. 따라서 클라이언트 영역 접근 방법은 일정 기간만을 방지해 줄뿐 완벽한 봇 방지는 어려운 한계성을 가지고 있다.

서버 영역에서의 감지를 통한 봇 방지 방법은 최근에 활발히 연구가 시작되고 있으며 클라이언트영역 접근 방법에서 가지는 보안적 한계성, 즉 봇 사용자들의 감지방법 회피를 막을 수 있다는 장점을 가지고 있다[7]. 하지만 클라이언트 영역 봇 방지 접근 방법에 비해 아직 연구들이 부족하여 실제로 게임에 사용되지 못하고 있다.

마지막으로 하드웨어를 통한 봇 방지 방법이 연구되고 있다[8]. 이 방법도 역시 서버영역 봇 방지 접근 방법과 동일하게 보안의 한계성 없이 완벽한 봇 방지 방법을 제시하고 있다. 하지만 기기 설치, 가격 면에서 많은 단점이 존재한다.

본 논문에서는 봇 사용자들이 보안적 회피가 어려운 서버영역에서의 봇 감지 접근 방법을 제안한다. 서버영역에서 클라이언트로부터 주고 받는 패킷 데이터를 분석하여 플레이어와 봇의 행동을 모델링 하고 이 두 모델의 차이점을 비교하여 봇과 사람을 구분하는 방법을 제안한다.

## 3. 제안 방법

이번 장에서는 게임 봇과 사람의 차이를 정의하기 위해 역방향 이동(Counterturn), 지역 이동 (Map Movement), 경험치 획득 (Experience Point), 몬스터 죽인 시간 (Monster Killing Time), 마을 체류 시간 (Staying in Town), 휴식 상태 추출 (Rest State Extraction) 등 총 6가지 행동 패턴 모델을 제안하고 게임 봇과 사람을 분류하기 위한 나이브 베이지안 분류기 설계 방법에 대해 설명한다.

### 3.1 게임 봇과 사람의 행동 패턴 차이 모델

게임 봇을 검출하기 위한 방법으로서 사람과 게임 봇의 행동 패턴 차이 모델을 제안 한다. 게임 봇과 사람이 가지는 행동 패턴의 차이는 게임 봇이 가지는 균일성과 사람이 가지는 행동의 다양성을 관찰하여 나타내고 이를 기준으로 6가지 행동 패턴 모델을 정의하였다. 표 1은 제안 하는 모델을 정리한 내용을 나타낸다.

표 1. 게임 봇 검출을 위한 행동 패턴 차이 모델.  
Table 1. Behavior Pattern Model.

| 검출 속성    | 행동 패턴                      |                            |
|----------|----------------------------|----------------------------|
|          | 플레이어                       | 게임 봇                       |
| 역방향 이동   | 가끔 발생                      | 빈번이 발생                     |
| 지역이동     | 지역 이동 변화가 다양함              | 지역 이동 변화가 균일함              |
| 경험치 획득   | 단위 시간당 경험치 획득량의 차이가 다양함    | 단위 시간당 경험치 획득량의 차이가 균일함    |
| 몬스터 죽인시간 | 몬스터 종류별 죽이기까지 소요시간 변화가 다양함 | 몬스터 종류별 죽이기까지 소요시간 변화가 균일함 |
| 마을 체류시간  | 마을에서의 체류시간 변화가 다양함         | 마을에서의 체류시간 변화가 균일함         |
| 휴식 상태 추출 | 휴식 행동 발생 기준 값이 다양함         | 휴식 행동 발생 기준 값이 균일함         |

게임에서 봇이 가지는 이동은 크게 세 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는 중심점과 반경을 설정하여 그 반경 안에서만 목표를 찾아 움직이는 방식이며 두 번째는 무작위성을 가지고 이동하는 방식이고 마지막으로 세 번째는 미리 설정된 이동 경로를 그대로 이동하는 방식이다. 역방향 이동 속성은 무작위성을 가지는 봇의 이동을 검출하기 위한 속성으로 이동시 방향의 유사성을 가지는 사람의 행동과 다르게 역방향 행동을 보이는 무작위 이동 봇의 행동을 확인할 수 있다.

$$Counterturn = \frac{tp}{cf} \quad (1)$$

$tp$  : 총 플레이 시간

$cf$  : 역방향 행동 빈도수

캐릭터의 이동 행동 및 이동 경로는, 게임 캐릭터의 행동 패턴을 분석하여 봇을 감지하는 연구에서 가장 많이 사용되고 있는 행동 요소이다. 앞에서 설명한 3가지 봇의 이동패턴 중 무작위 이동을 제외한 나머지 이동 행동들은 봇만이 가지는 고유한 이동 패턴을 쉽게 파악할 수 있기 때문이다. 본 논문에서 제안하는 지역 이동 속성은 사람 혹은 봇이 가지는 이동 변화비교를 통해 봇이 가지는 고유한 이동 패턴을 정의한다. 이동의 변화 정도는 전체 맵의 이동 빈도수와 이동한 맵의 종류 수를 가지고 측정한다.

$$MapMovement = \frac{mc}{tm} \quad (2)$$

$mc$  : 이동한 맵의 종류 수

$tm$  : 맵 이동의 전체 빈도수

대부분 MMORPG에서는 사냥과 같은 게임 속 특정 행위를 통해 경험치를 획득하고 자신의 캐릭터를 성장시킨다. 본 논문에서는 이 경험치 요소의 단위시간당 획득 변화량을 측정하여 게임 봇과 사람의 행동 차이를 밝힌다. 경험치의 단위시간당 획득 변화량은 사람의 기분 및 상황 변화에 영향을 받아 변화하기 때문에 감정을 지닌 사람과 기계적으로 행동하는 게임 봇을 구분하는 좋은 속성이다.

$$ExperiencePoint = \frac{se}{ae} \quad (3)$$

se : 획득 경험치 표준편차  
 ae : 획득 경험치 평균

MMORPG에서 캐릭터가 몬스터를 사냥하는 경우, 몬스터를 죽이는데 걸리는 시간은 얼마나 게임 캐릭터가 공격적으로 행동했는가에 대한 지표로서 정의할 수 있다. 만약 캐릭터가 강력한 기술을 자주 사용할 경우 몬스터를 죽이는 시간은 매우 짧아질 것이며 반대로 일반적인 약한 공격만 자주 사용할 경우 죽이는 시간은 길어질 것이다. 일반적으로 봇은 설정된 공격 방식대로 행동하므로 동일한 종류의 몬스터를 사냥할 경우 죽이는데 걸리는 시간이 비슷하게 나올 것이다. 하지만 사람의 경우 자신의 캐릭터가 위험한 경우 같이 게임 내 적으로 나타나는 다양한 상황에 맞춰 공격적인 상태 변화가 다양하게 나타나므로 몬스터를 공격하기 시작한 시점으로부터 죽이는 시간까지 걸리는 시간 변화가 다양하게 나타난다. 따라서 본 논문에서는 게임 속에서 사냥하는 몬스터를 공격을 시작한 시점부터 죽이는데 까지 소비한 시간을 추출한 후 이 측정값들의 변화 정도를 분석한다.

$$MonsterKillingTime = \frac{sm}{am} \quad (4)$$

sm : 킬링 시간 표준편차  
 am : 킬링 시간 평균

대부분의 MMORPG에서, 게임 캐릭터는 한가지 이상의 특정한 마을을 저장 포인트로서 지정하는 특징을 가지고 있다. 이렇게 지정된 마을은 그 캐릭터에 대해 인식처로서 작용할 뿐만 아니라 각종 활동에 대한 준비의 공간으로서의 역할도 수행한다. 따라서 일반적으로 캐릭터는 대부분의 게임 활동을 시작하기 이전에 지정한 마을에서 준비의 시간을 가진다. 봇은 설정된 행동에 따라 지정한 마을에서 매번 같은 행동을 반복하는데 반해 사람은 지정한 마을에서 매번 행동의 변화를 가진다. 따라서 지정한 마을에서 체류하는 시간의 변화 수치를 통해, 봇과 사람과의 차이를 비교할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 각종 활동의 준비 공간인 마을에서의 체류 시간을 추출하여 변화량을 측정한다. 이는 사람이 가지는 마을에서의 행동의 다양함과 설정된 행동만을 수행하는 봇의 균일함을 잘 설명하는 속성이다.

$$StayinginTown = \frac{st}{at} \quad (5)$$

st : 마을체류시간 표준편차  
 at : 마을체류시간 시간 평균

게임 속에서 게임 캐릭터는 자신의 상태에 문제와 같은 상황이 발생할 경우, 예를 들어 체력 혹은 마력 수치가 낮을 경우 회복을 위해 휴식 행동을 취한다. 일반적으로 봇은 휴

식 상태를 위한 조건이 사용자에게 의해 정해져 있다. 따라서 휴식 행동 조건이 만족되는 상황이 발생할 경우 반드시 휴식 행동을 취하게 된다. 반대로 말하면 휴식 상태가 발생했을 경우의 봇 사용자의 캐릭터 상태 값을 분석해 보면 유사한 수치를 확인할 수 있다. 플레이어는 플레이어 자신이 캐릭터에게 휴식이 필요함을 인식하였을 경우에 휴식 행동을 취하므로 휴식 행동이 발생하였을 경우의 상태 값이 다양하게 나타난다. 따라서 본 논문에서는 게임 캐릭터가 자신의 상태의 회복을 위해 휴식 동작을 취하는 시점의 체력 혹은 마법력 같은 상태요소를 추출하여 변화량을 측정한다. 이는 사람이 위험하다 인지하는 상태 수치의 불확실함을 나타낼 수 있다. 반면 게임 봇은 설정된 상태의 수치 값에서 정확히 휴식 동작을 취하므로 균일한 휴식 상태 값을 보인다.

$$RestStateExtraction = \frac{sr}{ar} \quad (6)$$

sr : 휴식 상태수치 표준편차  
 ar : 휴식 상태수치 평균

### 3.2 나이브 베이지안 분류기 설계

나이브 베이지안 분류기는 수집된 데이터로부터 생성한 확률 추론 모델을 통해 새로운 데이터를 분류하는 기계 학습 방법 중 하나이다. 본 연구에서는 아래 그림 1에서 보이는 것과 같이 게임 봇과 사람의 행동 패턴 차이 모델로부터 확률 테이블을 생성하고 이를 토대로 나이브 베이지안 분류 방법을 사용하여 새로운 데이터에 대해 사람인지 봇인지 추론해 내었다.

표 2. 나이브 베이지안 분류기.

Table 2. Naive Bayesian classification.

| TEST |   |   |   |   |   |   | Fact | p(Bot)   | p(Human) | 봇or사람?  |
|------|---|---|---|---|---|---|------|----------|----------|---------|
| 5    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.115704 | 0.0064   | 봇이라 판단  |
| 6    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.115704 | 0.0064   | 봇이라 판단  |
| 11   | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 사람   | 0.001033 | 0.0216   | 사람이라 판단 |
| 16   | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 사람   | 0.002104 | 0.0216   | 사람이라 판단 |
| TEST |   |   |   |   |   |   | Fact | p(Bot)   | p(Human) | 봇or사람?  |
| 4    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.093975 | 0.003613 | 봇이라 판단  |
| 8    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.093975 | 0.003613 | 봇이라 판단  |
| 9    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.093975 | 0.003613 | 봇이라 판단  |
| 12   | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 사람   | 0.009944 | 0.015932 | 사람이라 판단 |
| TEST |   |   |   |   |   |   | Fact | p(Bot)   | p(Human) | 봇or사람?  |
| 3    | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 봇    | 0.03214  | 0.01008  | 봇이라 판단  |
| 7    | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.14463  | 0.00288  | 봇이라 판단  |
| 13   | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 사람   | 0.000382 | 0.05292  | 사람이라 판단 |
| 14   | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 사람   | 0.039445 | 0.00288  | 봇이라 판단  |
| TEST |   |   |   |   |   |   | Fact | p(Bot)   | p(Human) | 봇or사람?  |
| 1    | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 봇    | 0.002983 | 0.029042 | 사람이라 판단 |
| 2    | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 봇    | 0.074583 | 0.007903 | 봇이라 판단  |
| 10   | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 봇    | 0.167813 | 0.004516 | 봇이라 판단  |
| 15   | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 사람   | 0.000895 | 0.023898 | 사람이라 판단 |

확률 테이블에 필요한 임계값은 사람과 게임 봇에서 측정된 결과 수치를 가지고 두 그룹간의 중간점에서 평균값으로 나누는 방법을 통하여 구하였다.

결과적으로 총 6개의 속성으로 구성된 16개의 데이터 집합을 만들었으며 이를 통해 나이브 베이지안 분류기를 생성하였다.

### 4. 실험 및 결과

#### 4.1 실험 환경

본 논문에서 제안하는 행동 패턴 모델의 검증을 위해 그림 1과 같이 라그나로크[9] 게임 기반 게임 봇 프로그램 'Ragnarok OpenCore'[10]를 사용하였다.

'Ragnarok OpenCore' 봇 프로그램의 특징은 게임 봇 개발자들이 온라인 포럼을 통해 연구의 목적으로 개발되었으며 지금까지 4년이 넘는 시간동안 무료로 공개되어 많은 사람들에게 의해 끊임없이 수정 및 보완이 이루어진 가장 완성도 높은 봇 프로그램이다. 따라서 사용자가 거의 대부분의 봇 행동을 설정할 수 있어 라그나로크 게임 속의 환경에 맞춰 다양한 설정 변화가 가능하다는 장점을 가지고 있다.

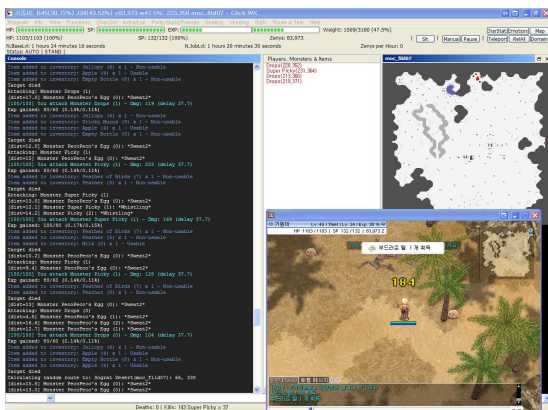


그림 1. Ragnarok OpenCore 프로그램  
Fig. 1. Ragnarok OpenCore Program

본 연구에서는 게임 봇이 실제로 라그나로크 게임에서 자주 사용하는 게임 봇 설정을 받아 총 50시간의 게임 봇 데이터를 수집하였으며 비교를 위해 총 30시간의 데이터를 사람으로부터 수집하였다. 실험에는 게임 봇 및 사람 데이터를 각각 5시간씩 나누어 10개의 봇 데이터 집합을, 6개의 사람 데이터 집합을 사용하였으며 게임 봇과 사람의 게임 플레이 행동 차이 모델 비교 실험을 진행하였다.

#### 4.2 행동 차이 모델 비교 실험 결과

아래 그림 2, 3, 4는 본 논문에서 제안한 게임 봇과 사람의 6가지 행동 차이 모델을 통해 비교한 실험 결과이다.

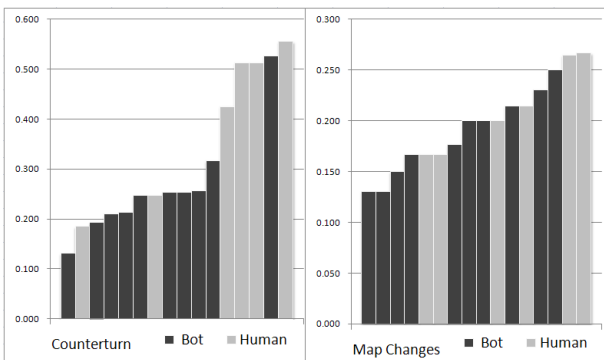


그림 2. 봇과 사람의 행동 패턴 차이 그래프. (좌)역방향 이동, (우)맵 이동

Fig. 2. Different behavior patterns between Game Bot and players. (left)Counterturn, (right)Map Changes

그림 2에서 (좌)역방향 이동, (우)맵 이동 속성 모두 봇과 사람의 행동 패턴 결과에서 차이가 남을 확인할 수 있다. 다만 (우)맵 이동 속성에서는 5시간의 플레이 시간 동안 맵 이동 행동이 전체적으로 너무 낮은 빈도로 관찰되어 상대적으로 봇과 사람의 차이가 많이 드러나지 않았다.

그림 3를 살펴보면 (좌)경험치 획득, (우)몬스터 죽인 시간 속성 모두에서 높은 행동 패턴 차이를 보임을 확인할 수 있다. 이 결과는 감정을 가지며 게임 상황에 맞춰 다양한 행동을 보이는 사람과 다양한 게임 속 환경변화에 대해 대응하지 못하고 단순히 미리 설정된 룰에 맞추어 움직이는 게임 봇의 차이를 잘 증명한 행동이라 할 수 있다.

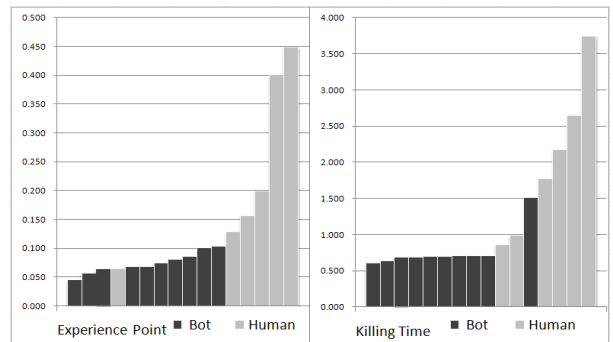


그림 3. 봇과 사람의 행동 패턴 차이 그래프. (좌)경험치 획득, (우)몬스터 죽인시간

Fig. 3. Different behavior patterns between Game Bot and players. (left)Exp Point, (right)Monster Killing Time

그림 4를 살펴보면 (좌)마을 체류 시간, (우)휴식 상태 추출 두 속성 모두 봇과 사람이 행동 패턴의 차이를 보임을 확인할 수 있다. 특히 (우)휴식 상태 추출 속성을 보면 대부분 결과 수치가 유사함을 통해 미리 설정된 수치에서만 휴식을 취하는 봇의 특성이 잘 반영되었다는 것을 확인할 수 있다.

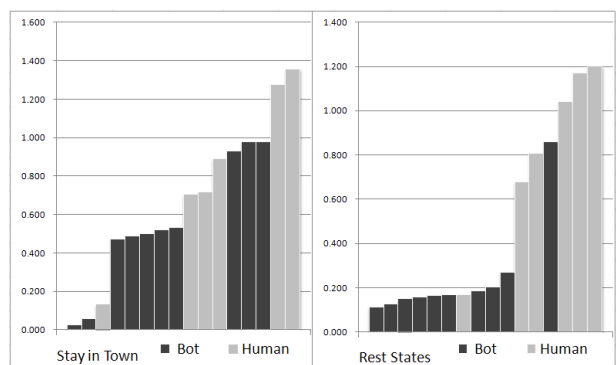


그림 4. 봇과 사람의 행동 패턴 차이 그래프. (좌)마을 체류시간, (우)휴식 상태 추출

Fig. 4. Different behavior patterns between Game Bot and players. (left)Stay in Town, (right)Rest States Extraction

그림 2, 3 4의 결과를 살펴보면 대부분의 속성에서 사람과 게임 봇의 행동 차이가 측정됨을 확인할 수 있다. 특히 몬스터 죽인 시간과 경험치 획득, 휴식 상태 추출에서 큰 차이를 보임을 확인할 수 있었다.

**4.3 나이브 베이지안 추론 결과**

최종적으로 그림 1에서 보이는 것과 같이 사람과 게임 봇의 행동 패턴 차이 모델을 가지고 게임 봇을 검출하기 위해 앞의 행동 패턴 모델 비교 실험에서 생성된 5시간 게임 봇 데이터 10개의 집합, 6개의 사람 데이터 집합, 총 16개의 데이터 집합을 무작위로 섞은 후 확률 테이블을 생성하고 나이브 베이지안 분류기를 사용 4-fold cross-validation 방법으로 추론 결과를 산출하였다.

그림 1과 표 3에서 보이는 것과 같이 3번째 테스트에서 사람을 봇으로, 4번째 테스트에서 봇을 사람으로 각각 한번씩 잘못 구분했을 뿐 나머지에서 모두 정확한 결과를 보이며 총 88%의 정확도로 게임 봇과 사람을 구분하는 것을 확인할 수 있었다.

표 3. 게임 봇 검출 결과.

Table 3. Result of Game Bot detection. (%)

| Test set | False Positive | False Negative | Accuracy |
|----------|----------------|----------------|----------|
| Test 1   | 0.00           | 0.00           | 1.00     |
| Test 2   | 0.00           | 0.00           | 1.00     |
| Test 3   | 0.00           | 0.25           | 0.75     |
| Test 4   | 0.33           | 0.00           | 0.75     |
| Total    | 0.08           | 0.06           | 0.88     |

**5. 결론 및 향후 연구**

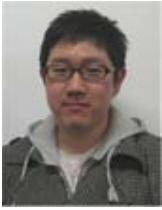
온라인 게임 산업의 발전에 따라 게임 서비스 피해도 증가하고 있다. 다양한 피해 사례 중 특히 가장 큰 규모로 보고되고 있는 게임 봇을 검출하기 위해 연구를 진행하였다. 기존에 문제시 되던 개인 PC에서 동작하는 게임 봇 검출 방법의 한계성을 극복하기 위해 게임 서버에서 동작하며 사용자들의 행동 데이터를 분석하는 방법을 제시하였다. 제안하는 방법으로는 6가지 사람과 게임 봇의 행동 차이 모델을 제안하였으며 라그나로크게임 기반의 ‘Ragnarok OpenCore’ 봇 프로그램을 이용한 50 시간의 봇 데이터와 30시간의 사람 데이터를 분석하여 이를 검증하였다. 또한 나이브 베이지안 분류기를 사용하여 최종적으로 88%의 정확도로 게임 봇과 사람을 구분해 내는 결과를 보였다.

향후에는 게임 봇과 사람의 행동 차이가 상대적으로 크게 나타나는 경험치 획득, 몬스터 죽인 시간, 마을 체류 시간, 휴식 상태 추출 속성들처럼 행동 패턴의 변화량 측정에 초점을 둔 새로운 속성을 추가하고 실험 환경을 늘려 더 많은 실험 환경과 데이터를 통해 의미 있는 속성들로 새롭게 행동 패턴 차이 모델을 정의할 예정이다. 또한 본 논문의 장점을 검증하기 위해 관련 논문과의 비교 실험을 진행할 예정이다.

**참 고 문 헌**

[1] 안철수연구소, <http://www.ahnlab.co.kr/>  
 [2] S. Mitterhofer, C. Kruegel, E. Kirda and C. Platzer, “Server-Side Bot Detection in Massively Multiplayer Online Games,” *IEEE Security and Privacy*, Vol. 7, No. 2, pp. 29-36, 2009.  
 [3] 잉카 인터넷, [www.inca.co.kr/](http://www.inca.co.kr/)  
 [4] Oreans technologies, [www.oreans.com/](http://www.oreans.com/)  
 [5] Secureplay, [www.secureplay.com/](http://www.secureplay.com/)  
 [6] K.T. Chen, J.W. Jiang, P. Huang, H.H. Chu, C.L. Lei, and W.C. Chen, “Identifying MMORPG bots: A traffic analysis approach,” *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference*, 2006.  
 [7] W. Feng, E.d. Kaiser, T. Schluessler, “Stealth Measurements for Cheat Detection in On-line Games,” *Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM Workshop on Network and System Support for Games*, pp.15-20, 2008.  
 [8] P. Laurens, R.F. Paige, P.J. Brooke and H. Chivers, “A Novel Approach to the Detection of Cheating in Multiplayer Online Games,” *12th IEEE International Conference on Engineering Complex Computer Systems*, pp.97-106, 2007.  
 [9] 게임 “라그나로크”, <http://www.ragnarok.co.kr/>  
 [10] 오픈코어, <http://www.openkore.com/>  
 [11] H. Kim, S. Hong and J. Kim, “Detection of Auto Programs for MMORPGs,” *Springer, AI 2005: Advances in Artificial Intelligence*, pp.1281-1284, 2005. *Syst. Man. Cybern.*, Vol. 17, No. 4, pp. 683-689, 1987.  
 [12] K. Chen, A. Liao, H. K. Pao and H. H. Chu, “Game Bot Detection Based on Avatar Trajectory,” *Entertainment Computing (ICEC)*, pp. 94-105, 2008.  
 [13] A. Cornelissen and F. Grootjen. “A modern Turing test: Bot detection in MMORPGs,” *Proceedings of the 20th Belgian-Dutch Conference on Artificial Intelligence (BNAIC2008)*, pp. 49 - 55, 2008.  
 [14] P. Golle and N. Ducheneaut, “Preventing bots from playing online games,” *Computers in Entertainment (CIE)*, Vol. 3, pp. 3-3, 2005.

저 자 소 개



**박상현(Park, Sang-Hyun)**  
2008년 : 건양대 전산게임학과(학사)  
2009년~ 현재 : 성균관대학교 컴퓨터공학과  
(석사과정)

관심분야 : 게임 인공지능, 지능형 서비스  
Phone : 031-290-7987  
Fax : 031-299-4637  
E-mail : angelguild@skku.edu



**정혜욱(Jung, Hye-Wuk)**  
1999년 : 한성대학교 정보전산학부 정보  
공학과(공학사)  
2005년 : 성균관대학교 정보통신대학원  
정보보호학과(공학석사)  
2007년~ 현재 : 성균관대학교 컴퓨터공학  
(박사수료)

관심분야 : 게임 인공지능(Game A.I.), 패턴인식, 지능  
시스템, 정보보호  
Phone : 031-290-7987  
Fax : 031-299-4637  
E-mail : wukj@skku.edu



**윤태복(Yoon, Taebok)**  
2001년 : 공주대학교 전자계산학과  
(이학사)  
2005년 : 성균관대학교 컴퓨터공학  
(공학석사)  
2007년 : 성균관대학교 컴퓨터공학  
(박사수료)  
2008년~ 현재 : 성결대학교 외래교수

관심분야 : 사용자 모델링(User Modeling), 게임 인공지능  
Phone : 031-290-7987  
Fax : 031-299-4637  
E-mail : tbyoon@skku.edu



**이지형(Lee, Jee-Hyong)**  
1993년 : 한국과학기술원 전산학과(학사)  
1995년 : 한국과학기술원 전산학과(석사)  
1999년 : 한국과학기술원 전산학과(박사)  
2002년~ 현재 : 성균관대학교 정보통신  
공학부 부교수

관심분야 : 지능시스템, 기계학습, 온톨로지  
Phone : 031-290-7154  
Fax : 031-299-4637  
E-mail : jhlee@ece.skku.ac.kr